

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ОПТИМИЗАЦИИ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ФОРМИРОВАНИЯ СЛОЖНЫХ ЭЛЕКТРОННЫХ СИСТЕМ

THE USE OF OPTIMIZATION METHODS TO BUILD A GENETIC ALGORITHM FOR THE FORMATION OF COMPLEX ELECTRONIC SYSTEMS

A. Bondarev

Summary. In this article, an attempt is made to evaluate the possibilities of using genetic algorithms for optimizing the BRES in conditions of interval uncertainty in the values of electrical parameters in circuit design. To solve the problem of stopping the genetic algorithm, the use of the principle of practical confidence was suggested, which allows to optimize the process of circuit design and makes it possible to avoid a number of problems associated with the formalization of the procedure for selecting components and their optimal configuration.

Keywords: genetic algorithm, adaptive genetic algorithm, discrete random optimization, crossing-over, mutation, selection.

Бондарев Андрей Владимирович

К.т.н., доцент, Оренбургский государственный университет (Кумертауский филиал ОГУ)
bondarevav@kfosu.edu.ru

Аннотация. В данной статье предпринята попытка оценить возможности применения генетических алгоритмов для оптимизации БРЭС в условиях интервальной неопределенности значений электрических параметров при схемотехническом проектировании. Для решения проблемы останова генетического алгоритма предложено использование принципа практической уверенности, что позволяет оптимизировать процесс схемотехнического проектирования и дает возможность избежать целого ряда проблем, связанных с формализацией процедуры выбора компонентов и их оптимальной конфигурацией.

Ключевые слова: генетический алгоритм, адаптивный генетический алгоритм, БРЭС, дискретная случайная оптимизация, кроссинговер, мутация, селекция.

Введение

Неопределенность присутствует во всех процессах, сопутствующих реальности, поэтому нельзя с достаточной точностью описать реальную систему без использования алгоритмических выражений. Это зачастую приводит к невозможности оптимизации параметров реальных процессов и систем исключительно математическими методами. Для решения задач так называемой условной оптимизации применяется аппарат эволюционных алгоритмов, в частности, генетические алгоритмы. В последние годы генетические алгоритмы получили широчайшее распространение при решении оптимизационных задач, представляя собой эффективные адаптивные поисковые методы, основанные на эволюционных механизмах селекции наиболее оптимальных элементов в популяции, т.е. методы построения алгоритмов поиска глобального экстремума функции, принцип которых основан на теории эволюции. Разработка, развитие и усовершенствование этих методов является в настоящее время одним из наиболее актуальных направлений в научных и технических исследованиях, связанных с решением задач условной оптимизации.

Адаптивные генетические алгоритмы

В процессе разработки и развития генетических алгоритмов появилось достаточное количество их модификаций и модернизаций, позволяющих ускорить поиск условно-оптимального решения и повысить качество получаемых результатов. К одной из разновидностей таких модификаций относятся адаптивные генетические алгоритмы. В них применяется стратегия «отбора элиты», т.е. для наиболее «качественных» особей популяции (хромосом с наилучшим значением целевой функции, показывающей степень близости полученного решения к оптимальному, самых «пригодных» технических решений согласно заданным критериям) переход в следующее поколение происходит без мутационных изменений, что позволяет сохранять лучшие решения для дальнейшего применения в процессе работы алгоритма [4].

Сложные электронные системы, использующиеся в различных высокотехнологических интегрированных комплексах, представляют собой структурно взаимосвязанные узлы, блоки, модули и системы, каждый из которых может значительно влиять на рабочие характеристики всего комплекса [6]. Вследствие этого, а также в связи

с проблемой неопределенности, характерной для всех этапов жизненного цикла сложных электронных систем (как поведенческой, так и физической) наиболее адекватными методами для решения задачи дискретной оптимизации являются адаптивные генетические алгоритмы [5]. В данной статье предпринята попытка оценить возможности применения генетических алгоритмов для оптимизации БРЭС в условиях интервальной неопределенности значений электрических параметров при схемотехническом проектировании.

В отличие от широко распространенного подхода, при котором число мутаций определяется экспертом или иным лицом, принимающим решение, для данного алгоритма предлагается воспользоваться принципом практической уверенности [1]. Это означает, что при нормальном законе распределения вероятности $p(S_j)$ мутация осуществляется до тех пор, пока $p(S_j) \leq 0,97$, что позволяет считать событие достаточно достоверным. Ниже приведена обобщенная математическая модель БРЭС, учитывающая интервальную неопределенность физических процессов и явлений, воздействующих на оборудование в жестких условиях эксплуатации [2, 3].

Рассмотрим многополюсник, содержащий n ветвей и k узлов, тогда максимальное число неизвестных переменных составляет $2n$ — ток и напряжение на каждой ветви.

Обобщенная математическая модель многополюсника будет состоять из n топологических и n параметрических уравнений и в сокращенном гибридном базисе примет вид:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} 0 & \hat{L} \\ \hat{C} & 0 \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} \Delta U_C^P \\ \Delta I_L^X \end{bmatrix} = Q_1 \begin{bmatrix} \Delta U_C^P \\ \Delta I_L^X \end{bmatrix} + Q_2 \begin{bmatrix} \Delta U_H^P \\ \Delta I_H^X \end{bmatrix} + F_{HE3}^I, \\ P_1(\Delta I_H^X, \Delta U_H^P) \cdot \begin{bmatrix} \Delta U_H^P \\ \Delta I_H^X \end{bmatrix} = P_2 \cdot \begin{bmatrix} \Delta U_C^P \\ \Delta I_L^X \end{bmatrix} + F_{HE3}^II, \end{cases} \quad (1)$$

где

$$\hat{L} = \begin{bmatrix} \text{diag}\{L_k + \Delta L_k\} & 0 \\ 0 & \text{diag}\{L_l^{нез} + L_l^{зав}(\Delta i)\} \end{bmatrix} -$$

матрица индуктивностей

$$(k = \overline{1, n_{ЛL}^X}, l = \overline{1, n_{ЛL}^X}, n_{ЛL}^X + n_{ЛL}^X = n_L^X = \dim \Delta U_L^X);$$

$$\hat{C} = \begin{bmatrix} \text{diag}\{C_k + \Delta C_k\} & 0 \\ 0 & \text{diag}\{C_l^{нез} + C_l^{зав}(\Delta u)\} \end{bmatrix} -$$

матрица емкостей

$$(k = \overline{1, n_{ЛC}^P}, l = \overline{1, n_{ЛC}^P}, n_{ЛC}^P + n_{ЛC}^P = n_C^P = \dim \Delta I_C^P);$$

$$\begin{bmatrix} -B_I & -Z_{ЭКВ} \\ -V_{ЭКВ} & -D_I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -B_{III} & 0 \\ 0 & -D_{III} \end{bmatrix} \cdot G_1 = Q_1$$

$$\text{и} \begin{bmatrix} -B_{II} & 0 \\ 0 & -D_{II} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -B_{III} & 0 \\ 0 & -D_{III} \end{bmatrix} \cdot G_2 = Q_2;$$

B_p, D_i — соответственно блоки матриц главных контуров и сечений, размерности которых определяются числом особых ветвей графа схемы;

$$\begin{bmatrix} B_{IX} & \hat{R} \\ \hat{Y} & D_{IX} \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} -B_{VII} & 0 \\ 0 & -D_{VII} \end{bmatrix} = G_1,$$

$$\begin{bmatrix} B_{IX} & \hat{R} \\ \hat{Y} & D_{IX} \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} -B_{VIII} & 0 \\ 0 & -D_{VIII} \end{bmatrix} = G_2,$$

$$\begin{bmatrix} B_{IX} & \hat{R} \\ \hat{Y} & D_{IX} \end{bmatrix}^{-1} = M;$$

$$\hat{R} = \text{diag}\{R_k + \Delta R_k\}, k = \overline{1, n_R^X}, n_R^X = \dim \Delta U_R^X;$$

$$\hat{Y} = \text{diag}\{Y_k + \Delta Y_k\}, k = \overline{1, n_Y^P}, n_Y^P = \dim \Delta I_Y^P;$$

$$E_{HE3}^R = \left[(E_{нез}^R)_k \right]_{n_R^X \times 1}; J_{HE3}^R = \left[(J_{нез}^R)_k \right]_{n_R^X \times 1};$$

$$Z_{ЭКВ} = \left[\begin{matrix} 0 & \text{diag}\{Z_{нез}^L + Z_{зав}^L(\Delta i)\} \end{matrix} \right]_{n_L^X \times n_{ЛL}^X}; (l = \overline{1, n_{ЛL}^X}) -$$

матрицы эквивалентных сопротивлений и

$$V_{ЭКВ} = \left[\begin{matrix} 0 & \text{diag}\{G_{нез}^C + G_{зав}^C(\Delta u)\} \end{matrix} \right]_{n_C^P \times n_{ЛC}^P}; (l = \overline{1, n_{ЛC}^P}) -$$

эквивалентных проводимостей нелинейных индуктивностей и емкостей;

$$E_{ЭКВ}^L = \left[(E_{нез}^L)_k \right]_{n_{ЛL}^X \times 1}; \left[(E_{нез}^L + E_{зав}^L(\Delta i))_k \right]_{n_{ЛL}^X \times 1}^T,$$

$$J_{ЭКВ}^C = \left[(J_{нез}^C)_k \right]_{n_{ЛC}^P \times 1}; \left[(J_{нез}^C + J_{зав}^C(\Delta u))_k \right]_{n_{ЛC}^P \times 1}^T -$$

эквивалентные векторы источников токов и напряжений;

$$\begin{bmatrix} B_V & Z_X(\Delta I_H^X) \\ G_P(\Delta U_H^P) & D_V \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{VI} & 0 \\ 0 & D_{VI} \end{bmatrix} \cdot G_2 = P_1;$$

$$\begin{bmatrix} -B_{VI} & 0 \\ 0 & D_{IV} \end{bmatrix} \cdot M \begin{bmatrix} E_{HE3}^R \\ J_{HE3}^R \end{bmatrix} - F_{HE3}^H = F_{HE3}^II;$$

$$\begin{bmatrix} -B_{IV} & 0 \\ 0 & -D_{IV} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -B_{VI} & 0 \\ 0 & -D_{VI} \end{bmatrix} \cdot G_1 = P_2;$$

$$Q_3 \begin{bmatrix} E_{HE3}^R \\ J_{HE3}^R \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} E_{ЭKB}^L \\ J_{ЭKB}^C \end{bmatrix} = F_{HE3}^H; \begin{bmatrix} -B_{II} & 0 \\ 0 & -D_{II} \end{bmatrix} \cdot M = Q_3;$$

$\Delta U_L^X, \Delta I_L^X$ — приращения напряжений и токов на индуктивных хордах;

$\Delta U_C^P, \Delta I_C^P$ — приращения напряжений и токов на емкостных ребрах;

$\Delta U_H^X, \Delta U_H^P, \Delta I_H^P, \Delta I_H^X$ — приращения напряжений и токов на нелинейных ребрах и хордах. Особенностью многополюсника (1) является то обстоятельство, что он сформирован не для конкретных параметров элементов, а для их конечных приращений, что и обуславливает интервальную неопределенность задачи анализа.

Поскольку большинство параметрических уравнений генов являются нелинейными интервальными уравнениями, то для их решения можно воспользоваться методом Ньютона.

Для этого приведем обобщенную модель электрического многополюсника к виду:

$$f_p(x, y) = 0.$$

Обозначим $IGA(A, b)$ — результат применения метода Гаусса к интервальной системе $Ax = b$. Тогда

$$A = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix}; x = \Delta U_H^P;$$

$$b = \begin{bmatrix} \Delta U_{JI}^P \\ \Delta I_{JI}^X \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \end{bmatrix} \Delta E + \begin{bmatrix} G_3 \\ G_4 \end{bmatrix} \Delta I.$$

$$(\Delta U)_{k+1} = \aleph((\Delta U)_k) \cap (\Delta U)_k,$$

где $\aleph(\Delta U)$ — оператор Ньютона следующего вида:

$$\aleph(\Delta U) = mid(\Delta U) - IGA\{F'(\Delta U), f(mid(\Delta U))\}.$$

На прямом ходе вычислений найдем матрицу Якоби:

$$\hat{A} = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_1^{(1)}(\Delta U)}{\partial U_H^X} & \frac{\partial F_1^{(1)}(\Delta U)}{\partial I_H^P} \\ \frac{\partial F_2^{(1)}(\Delta U)}{\partial U_H^X} & \frac{\partial F_2^{(1)}(\Delta U)}{\partial I_H^P} \end{bmatrix}.$$

Вычисляем $r_{ij} \leftarrow \frac{a_{ij}}{a_{jj}}$

для всех $j=1$ до $n-1$ и для всех $i=j+1$ до n . Здесь, a — элементы матрицы Якоби.

На обратном ходе, используя элементы матрицы A и вектора b , найдем, что

$$y_2 = \frac{b_2^{**}}{a_{22}^{**}}.$$

Тогда $y_1 = b_1^{**} - a_{21}^{**} y_2^{**}$.

Интервальный метод Ньютона имеет недостаток, суть которого заключается в том, что даже если матрица естественного интервального расширения функции имеет неособенный характер, то в общем случае можно вычислить

$$IGA\{F'(\Delta I), f(mid(\Delta I))\}$$

только, если ширина $mid(\Delta I)$ достаточно мала.

Этот недостаток устраняется в методе решения систем нелинейных интервальных уравнений, называемым методом Кравчика, за счет введения отображения интервальной функции (оператора Кравчика).

Решение системы методом Кравчика в общем случае будет иметь следующий вид:

$$\Delta U_{K+1} = \aleph(\Delta U_K) \cap \Delta U_K,$$

где $\aleph(\Delta I)$ — оператор Кравчика следующего вида:

$$\aleph(\Delta U_K) = mid(\Delta U_K) - C \cdot f(mid(\Delta U_K)) + (E - C \cdot f'(\Delta U_K)) \cdot (\Delta U_K - mid(\Delta U_K)),$$

где C — неособенная вещественная матрица весовых коэффициентов, элементы которой выбраны эмпирическим путем таким образом, чтобы улучшить сходимость метода; f — это функция.

Для фиксированной матрицы C метод Кравчика определяется выражением:

$$\Delta U^{K+1} = \aleph(\Delta U^K) \cap \Delta U^K.$$

Таким образом, в качестве оператора мутации выбирается $\aleph(\Delta I)$ — оператор Кравчика.

Таким образом, после завершения процедуры оптимизации в результирующей хромосоме оказывается

закодированной информации о составе оптимального варианта комплекса БРЭС.

Обсуждение

Наиболее уязвимым аспектом методов условной оптимизации, к которым относятся и генетические алгоритмы, является в глазах критиков чрезмерная сложность и длительность вычислений нескольких часов до нескольких дней для произведения необходимых вычислений. Обычно для сокращения времени расчетов большинство исследователей предлагает использовать аппроксимацию пригодности. Тем не менее, эти методы, как представляется, не всегда могут быть пригодны для решения определенного круга задач, в том числе задач оптимизации БРЭС. Подходы, использующие аппроксимацию пригодности, не дают решения, достаточно близкого к экстремуму функции пригодности, т.к. их может

быть несколько, и часть из них просто выпадает из поля зрения алгоритма при искусственном ограничении числа мутации, заданном априорно.

Заключение

Предлагаемый подход к использованию принципа практической уверенности, показанный выше, позволяет снять проблему остановки поиска, а предлагаемый адаптивный алгоритм решает также задачу выбора оптимальных значений генетических параметров, используя приемы интервальной арифметики Каухера и методы интервальных вычислений. Для обеспечения достаточной оптимизации процесса вычислений необходима разработка нейронной сети, позволяющей использовать интервально заданные генетические функции, что должно являться направлением дальнейших исследований.

ЛИТЕРАТУРА

1. Bondarev A. V. Algorithm of support of decision-making for an assessment of a robustness of onboard radio-electronic systems on the basis of cots modules/ CSIT'2016 Proceedings of the 18th International Workshop on Computer Science and Information Technologies (2016) p. 76–82.
2. Bondarev A. V. Formation of mathematical models of semiconductor devices for the analysis of a robustness of electronic schemes / The Nonlinear World (2013) T. 11. No. 11. p. 799–805.
3. Bondarev A. V. Support of decision-making for research robustness of control systems in the conditions of interval uncertainty/ In the collection: Information Technologies for Intelligent Decision Making Support (ITIDS'2016) Proceedings of the 4th International Conference. 2016. Page 153–158.
4. Кошев А.Н., Салмин В. В., Генералова А. А., Бычков Д. С. Разработка генетического алгоритма с адаптивными мутациями для определения глобального экстремума функции n-переменных / Интернет-журнал «Науковедение» Том 8, № 6 (2016). С. 1–13.
5. Жуков В.Г., Паротькин Н. Ю. Исследование дифференцированного адаптивного генетического алгоритма решения задач условной оптимизации / Программные продукты и системы. № 1, 2014. С. 82–86.
6. Карцан И. Н. Мультиверсионное программное обеспечение бортового комплекса управления с генетическим алгоритмом / Решетневские чтения, 2017. С. 372–373.

© Бондарев Андрей Владимирович (bondarevav@kfosu.edu.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»